



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE - UFS**

**CENTRO DE CIENCIAS EXATAS E TECNOLOGIA - CCET**

**DEPARTAMENTO DE ESTATISTICA E CIÊNCIAS ATUARIAIS – DECAT**

**UTILIZANDO CONTROLE ESTATÍSTICO DE QUALIDADE NA ANÁLISE DO  
FLUXO DE AERONAVES DO AEROPORTO DE SANTA MARIA/SE**

**DAIANE COSTA GUIMARÃES**

**São Cristóvão – SE**

**29/05/2014**

**DAIANE COSTA GUIMARÃES**

Monografia apresentada ao Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da Universidade Federal de Sergipe, como um dos pré-requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Orientadora: **Profa. Dr<sup>a</sup>. Suzana Leitão Russo**

**São Cristóvão – SE**

**29/05/2014**

**DAIANE COSTA GUIMARÃES**

**UTILIZANDO CONTROLE ESTATÍSTICO DE QUALIDADE NA ANÁLISE DO  
FLUXO DE AERONAVES DO AEROPORTO DE SANTA MARIA/SE**

Apresentada em:

\_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

Banca Examinadora:

---

Profa. Dr<sup>a</sup>. Suzana Leitão Russo (UFS)

Orientadora

---

Profa. Dr<sup>a</sup>. Maria Emília Camargo (UCS)

1º Examinador

---

Prof. Dr. Lázaro de Souto Araújo (UFS)

2º Examinado

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço, em primazia, a Deus que sempre está comigo, me ajudando em todas as dificuldades e me dando forças para chegar ao fim desta caminhada. Obrigada meu pai por tudo. Agradeço a minha mãe Maria Selma, heroína que me deu apoio, incentivo nas horas difíceis, de desânimo e cansaço. Palavras não conseguem demonstrar o tamanho do meu amor e gratidão pela senhora, te amo imensamente.

Ao meu pai amado, ao meu querido papai, obrigada por tudo, por sempre me ajudar, me apoiar. O senhor não sabe o tamanho do meu amor pelo senhor. TE AMO MUITO.

Obrigada meus irmãos, Douglas, Jhonatan e Michele e minha afilhada Raiane Vitória, que nos momentos de minha ausência dedicados ao estudo superior, sempre fizeram entender que o futuro é feito a partir da constante dedicação no presente!

Obrigada aos meus queridos avôs e avós pelo carinho, afeto, atenção, amo muito vocês. Obrigada aos meus primos (as), tios (as), a todos os meus amigos (as) pela contribuição valiosa.

Ao meu amor Plínio Monteiro da Mota, meu namorado, por seu companheirismo e palavras de apoio e conforto. Por toda sua paciência. Meu grande amigo de todas as ocasiões, pessoa com quem amo partilhar a vida. Obrigada pelo carinho e por sua capacidade de me trazer paz na vida e na correria de cada semestre. AMO-TE. A família Monteiro da Mota sou muita grata pelo carinho, pela atenção, pelo amor, pela ajuda de sempre, vocês são importantes na minha vida. Obrigada!

À professora e Doutora Suzana Leitão Russo pela paciência na orientação e incentivo que tornaram possível a conclusão desta monografia. MUITÍSSIMO obrigada professora, a senhora é muito especial pra mim.

Agradeço a todos os professores do Departamento de Estatística e Ciências Atuariais por me proporcionar o conhecimento, em especial a Íkaro Daniel de Carvalho Barreto e aos meus examinadores da monografia, a professora e Doutora Maria Emília Camargo e ao professor e Doutor Lázaro de Souto Araujo.

Nesta longa caminhada tive privilégio de ter ao meu lado pessoas iluminadas e essenciais no transcorrer de cada etapa. Obrigada aos meus colegas e amigos do curso e todos os amigos do DECAT, pela alegre recordação que guardei destes cinco anos de aprendizado, em especial agradeço a meu amigo Diego Gonçalves pelos conselhos, ajudas, por tudo. Amigo você sempre vai morar em meu coração.

## RESUMO

O transporte aéreo é um dos setores mais dinâmicos da economia mundial. Ele cumpre um importante papel estimulando as relações econômicas e o intercâmbio de pessoas e mercadorias entre nações. O gráfico de controle é um método de detecção das causas assinaláveis, ou seja, causas incomuns que, agindo no processo, provocam alta variabilidade na saída (resultado do processo). Por meio do gráfico de controle é possível a avaliação de tendências, padrões de não aleatoriedade e instabilidades do processo, permitindo a sua interrupção e a ação corretiva antes que se produzam itens fora dos limites de especificação. Este trabalho tem por finalidade de avaliar o controle estatístico de qualidade no fluxo aéreo do aeroporto de Aracaju-SE, as variáveis estudadas foram: pouso e decolagem dos anos de 2007 a 2013. As variáveis utilizadas para esse estudo foram cedidas pelo aeroporto junto à administração da INFRAERO. Foi feita uma análise descritivas das variáveis estudadas e um teste de normalidade, mostrando, então, que em 5% de significância as variáveis seguem uma distribuição normal com baixa dispersão ao longo dos anos. Foram feitos os gráficos de controle e nota-se que houve pontos fora de controle estatístico, assim verificou as autocorrelações dos dados, e em seguida aplicou-se os modelos Box e Jenkins para tornar a série estacionária. A técnica proposta, de retirar primeiramente a autocorrelação dos dados para depois refazer os gráficos mostrou-se satisfatória estatisticamente. E com os resíduos obtidos nos modelos, foi feito os gráficos revisados, mostrando-se que todos os pontos estão dentro do limite de controle.

**Palavras-chave:** Fluxo aéreo, Box e Jenkins, Gráficos de Controle de Shewhart.

## **ABSTRACT**

Air transport is one of the most dynamic sectors in the world economy. It fulfills an important role by improving economic relations and allowing the exchange of people and goods among nations. The control chart is a method of detecting abnormal causes, i.e. unusual causes that, acting on the process, causes a high variability in the output (process result). By means of the control chart, it is possible to assess trends, patterns of non-randomness and instabilities of the process, what allows to interrupt and take corrective action before they produce items outside of the specified limits. The present work aims at evaluating the statistical control of quality of the air traffic flow in the airport of Aracaju (SE). The analyzed variables are: landing and take-off from the year 2007 to 2013. The data used in this study was provided by the airport administration (INFRAERO). We performed a descriptive analysis of the studied variables and a normality test, which shows that, with 5% of significance, the variables follow a normal distribution with a low dispersion over the years. After that, we used the control charts what identified points outside of statistical control, therefore, the data is autocorrelated, and then we applied the Box and Jenkins models in order to set the series as stationary. The proposed technique, of removing the data autocorrelation, and then redo the graphics was statistically satisfactory. Finally with the residues obtained from the models, we prepared the revised graphics, showing that all points are within the control limit.

**Keywords:** Air traffic Flow, Box and Jenkins, Shewhart control charts.

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - Exemplo de Gráfico de Shewhart.....	8
FIGURA 2 - Aeroporto de Aracaju – SE.....	14
FIGURA 3 - Aeronaves do aeroporto de Aracaju.....	14
FIGURA 4 - Roteiro metodológico.....	15
FIGURA 5 - Histograma Pouso.....	17
FIGURA 6 - Histograma Decolagem.....	18
FIGURA 7 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão Pouso.....	19
FIGURA 8 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão Decolagem.....	20
FIGURA 9 - Gráfico da Série.....	20
FIGURA 10 - Coeficiente da Função de Autocorrelação (a) e Coeficiente da Função de Autocorrelação Parcial (b).....	21
FIGURA 11 - Coeficientes da função de autocorrelação (a) e da função de autocorrelação parcial dos dados ajustados (b).....	23
FIGURA 12 - Gráfico da Série do modelo ARIMA (1,1,0).....	24
FIGURA 13 - Gráfico da Série Decolagem.....	25
FIGURA 14 - Função de autocorrelação (a) e Função de autocorrelação Parcial (b) para variável Decolagem.....	25
FIGURA 15 - Coeficientes da função de autocorrelação (a) e da função de autocorrelação parcial dos dados ajustados (b).....	27
FIGURA 16 - Gráfico da Série do modelo ARIMA (0,1,1).....	29
FIGURA 17 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão revisados.....	30
FIGURA 18 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão revisados.....	30

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Fatores para Construção de Gráficos de Controle para Variáveis.....	12
TABELA 2 - Análise Descritiva Decolagem.....	16
TABELA 3 - Análise Descritiva Pouso.....	16
TABELA 4 - Sumário dos Parâmetros do Modelo ARIMA.....	22
TABELA 5 - Previsões para a variável Pouso.....	24
TABELA 6 - Sumário dos Parâmetros do Modelo ARIMA.....	27
TABELA 7 – Previsões para a variável Decolagem.....	28



## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANAC - Agência Nacional de Aviação Civil

INFRAERO - Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária

ARIMA - Auto-regressivos integrados de médias móveis

ARMA - Auto-regressivos de médias móveis

AC - Função de Autocorrelação

PACF - Função de Autocorrelação Parcial

JUSE - Union of Japanese Scientists and Engineers

CEP - Controle Estatístico de Processo

CQ - Controle de Qualidade

LC - Limite de Controle

LIC - Limite Inferior de Controle

LSC - Limite Superior de Controle

$\bar{X}$  - Média

MED - Mediana

MIN - Mínimo

MÁX - Máximo

$\sigma$  - Desvio Padrão

CV - Coeficiente de Variação

EP - Erro Padrão.

$\sigma^2$  - Variância

## SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS.....	i
RESUMO.....	ii
ABSTRACT.....	iii
LISTA DE FIGURAS.....	iv
LISTA DE TABELAS.....	v
LISTA DE ABREVIATURAS.....	vi
1. INTRODUÇÃO.....	1
2. OBJETIVOS.....	3
3. REVISÃO DE LITERATURA.....	4
3.1 AEROPORTO INTERNACIONAL DE ARACAJU.....	4
3.2 SÉRIES TEMPORAIS.....	4
3.2.1 Metodologia Box E Jenkins .....	5
3.3 CONTROLE ESTATÍSTICO DE QUALIDADE.....	6
3.3.1 A história do controle da qualidade.....	6
3.3.2 Tipos de gráficos de controle.....	9
3.3.3 Gráfico de controle $\bar{X}$ - s.....	10
3.4 TESTE DE NORMALIDADE.....	12
3.4.1 Teste Shapiro – Wilks.....	12
4. METODOLOGIA.....	14
4.1 Procedimentos metodológico.....	15
5.RESULTADOS.....	16
5.1 ANÁLISE DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS POUSO E DECOLAGEM.....	16
5.2 NORMALIDADE DAS VARIÁVEIS POUSO E DECOLAGEM.....	17
5.3 APLICAÇÃO DOS GRÁFICOS DE CONTROLE DE SHEWHART.....	18
5.4 MODELAGEM BOX E JENKINS.....	20
5.4.1 Identificação da estrutura do modelo da variável pouso.....	20
5.4.2 Sumário dos parâmetros do modelo .....	22
5.4.3 Estimação dos parâmetros do modelo ARIMA.....	22
5.4.4 Análise da autocorrelação dos resíduos.....	22
5.4.5 Previsões.....	23
5.4.6 Identificação da estrutura do modelo da variável decolagem .....	24
5.4.7 Estimação dos parâmetros do modelo ARIMA.....	26
5.4.8 Sumário dos parâmetros do modelo.....	26
5.4.9 Análise da autocorrelação dos resíduos.....	27
5.4.10 Previsões.....	28
5.5 GRÁFICOS DE CONTROLE DE SHEWHART REVISADOS.....	29
5.5.1 Aplicando os gráficos de controle revisados para as variáveis pouso e decolagem.....	29
6. CONCLUSÃO.....	31
7. REFERÊNCIAS.....	33

## 1. INTRODUÇÃO

O transporte aéreo é um dos setores mais dinâmicos da economia mundial. Ele cumpre um importante papel estimulando as relações econômicas e o intercâmbio de pessoas e mercadorias entre nações (TORRES, 2010).

No Brasil, país de grande dimensão continental, o transporte aéreo vem evoluindo junto com a economia desde a década de 1920, tendo uma trajetória por vezes irregular, seu desempenho é bastante positivo, quando analisado em longo prazo. De forma consistente, o transporte aéreo vem crescendo em importância na matriz brasileira de transportes (DA SILVA, ADYR, 1990).

Segundo McKinsey & Company (2010), atualmente, a disponibilidade de aeroportos e a cobertura da malha aérea doméstica mostram-se, de maneira geral, adequadas, com distribuição que espelha a da população. As companhias aéreas nacionais mais representativas encontram-se financeiramente saudáveis e possuem relevantes planos de expansão. Nos últimos anos, o gradual processo de liberalização tarifária promovido pela ANAC (Agência Nacional de Aviação Civil) tornou o setor mais dinâmico e competitivo, e esse aumento de competitividade trouxe benefícios aos passageiros, que viram o preço médio por quilômetro voado baixar 48% entre 2003 e 2008.

O Aeroporto Santa Maria em Aracaju/SE está localizado na zona sul da capital sergipana distante 12 km do centro da cidade, único aeródromo público que recebe vôos regulares no estado. Está situado numa área de 3.874.742,13 metros quadrados. Diariamente, cerca de 6 mil pessoas circulam pelo terminal. Mais de 900 profissionais trabalham no complexo aeroportuário para atender uma média mensal de 60 mil passageiros e 14 vôos diários (INFRAERO, 2012).

Segundo a INFRAERO (2012) a história do aeroporto Santa Maria no município de Aracaju inicia-se no dia 30 de outubro de 1952, a pista com 1200 metros de comprimento e o amplo pátio de pizarra foi inaugurado com o pouso de um bimotor da Força Aérea Brasileira (FAB) conduzindo o engenheiro Raul Malheiros, Chefe do serviço de Engenharia da Segunda zona aérea. O avião da FAB passaria para a história como a primeira aeronave a descer no Aeroporto Santa Maria, porém, a operacionalização só começou em 1958, após a construção da estrada de acesso.

Os gráficos de controle estatístico são meios dispositivos que permitem, através de uma amostra sequencial, revelar quando um processo se altera e necessita de ação corretiva. Além de oferecer uma exposição visual dos dados que representa um processo, o principal

foco do gráfico de controle é a tentativa de separar as causas de variações especiais ou identificáveis das causas de variações comuns ou devidas ao acaso (ALVES, 2003).

Segundo Morettin (2006), o modelo ARIMA é bom para descrever o comportamento de séries, onde os erros observados são autocorrelacionados e influenciam a evolução do processo.

Neste trabalho será aplicado os Gráficos de Controle de Shewhart e depois modelagem Box e Jenkins na avaliação do fluxo de aeronaves do aeroporto de Aracaju-SE.

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1 GERAL**

Verificar o fluxo de aeronaves do aeroporto de Santa Maria, Aracaju/SE, através dos gráficos de controle de Shewhart.

### **2.2 ESPECÍFICOS**

- Fazer as análises descritivas dos dados existentes;
- Verificar a normalidade dos dados;
- Aplicar os gráficos de controle de Shewhart nos dados de fluxo de aeronaves para verificar a estabilidade;
- Aplicar a metodologia Box e Jenkins para retirar as autocorrelações dos dados;
- Fazer os gráficos de controle de variáveis revisados do fluxo de aeronaves.

### **3. REVISÃO DE LITERATURA**

#### **3.1. AEROPORTO INTERNACIONAL DE ARACAJU**

O aeroporto Santa Maria, em Aracaju - SE, registrou o maior crescimento no fluxo de passageiros no primeiro semestre do ano de 2012. Foi registrado um crescimento de 26,3%, calculados de janeiro a maio de 2012, em relação ao mesmo período do ano de 2011. Segundo o superintendente da Infraero em Sergipe, Luiz Alberto Bittencourt, dois setores impulsionaram o crescimento no aeroporto de Aracaju - SE. "Esse aumento se deve às ações de divulgação do destino em outros estados, como também o crescimento da economia sergipana. Esses dois setores impulsionaram a movimentação do Aeroporto Santa Maria no primeiro semestre de 2012" (INFRAERO 2012).

A Infraero iniciará na próxima segunda-feira (03/02/2014) mais uma etapa das obras de reforma e ampliação da pista de pousos e decolagens e do sistema de pátio de aeronaves do Aeroporto de Aracaju/Santa Maria (SE). O investimento é de R\$ 64,2 milhões (INFRAERO, 2014).

Desde outubro, estão sendo realizados trabalhos fora da área de movimentação de aeronaves que, no momento, estão na fase de terraplanagem. Em janeiro, também foram iniciadas as obras no pátio de aeronaves. Além disso, desde o dia 16/1, houve redução de 450 metros da pista de pousos e decolagens para execução dos serviços em uma das cabeceiras, que deverão ser finalizados até o dia 7/3. Com a liberação desta área, será a vez da outra extremidade da pista ser reduzida em 450 metros a partir do dia 8/3 até 30/4. No entanto, as intervenções não têm impacto nas operações do aeroporto (INFRAERO, 2014).

A previsão é de que a obra seja concluída em abril de 2015. O superintendente do Aeroporto de Aracaju, Luiz Alberto Bittencourt, reforçou que o planejamento da Infraero buscou trazer o mínimo de interferências possível. "Com a conclusão das obras, o aeroporto terá um reforço na segurança das operações e poderá inclusive receber novos voos (INFRAERO, 2014)".

### 3.2 SÉRIES TEMPORAIS

Pode-se definir série temporal como uma sequência de dados de uma determinada variável alocada num período (MARANGONI, 2010).

Uma série temporal pode ser representada como uma sequência de dados discretos, conforme equação abaixo.

$$X_t = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_t\} \quad (1)$$

onde cada valor de  $x_t$  é a representação de um valor num dado momento, de acordo com a temporalidade da série em estudo.

Uma série temporal é dita estacionária quando ela se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável (MORRETIN & TOLOI, 2004).

A construção dos modelos de séries temporais depende de vários fatores, tais como o comportamento do fenômeno ou o conhecimento a priori que temos de sua natureza e do objetivo da análise (MORETTIN, 2006).

O estudo dos processos estacionários pode ser feito no domínio da frequência ou no domínio do tempo. O estudo no domínio da frequência dá papel de relevo aos conceitos de periodograma e de densidade espectral; o domínio no tempo atribui papel predominante às funções de autocovariância e de autocorrelação (BELTRÃO, 1991).

A autocorrelação é uma medida de dependência entre observações da mesma série separadas por um determinado intervalo chamado retardo. A função de autocorrelação (ACF) e a função de autocorrelação parcial (PACF) são a representação gráfica do coeficiente de autocorrelação e do coeficiente de autocorrelação parcial em função dos diversos retardos que podem ser atribuídos aos dados (BOX, JENKINS E REINSEL, 1994).

#### 3.2.1 Metodologia Box & Jenkins

As etapas da metodologia Box e Jenkins são a identificação, a estimação e a verificação do diagnóstico, analisando-se a série de resíduos proveniente do ajustamento, se for aceito o modelo como bom, passa-se à fase de previsão, caso contrário, a análise dos resíduos deve indicar o novo modelo (JESUS e RUSSO, 2012).

Os modelos de Box-Jenkins, genericamente conhecidos por ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Averages) e na literatura em português por Auto-regressivos Integrados de Médias Móveis, são modelos matemáticos que visam captar o comportamento da correlação

seriada ou autocorrelação entre os valores da série temporal, e com base nesse comportamento realizar previsões futuras. Se essa estrutura de correlação for bem modelada, fornecerá boas previsões (WERNER E RIBEIRO, 2003).

**Modelos AR(p):** O modelo AR(p) pressupõe que a observação presente da variável possa ser explicada por uma soma ponderada das variáveis anteriores da mesma variável e de um erro atual  $a_t$ .(RUSSO, 2006).

$$\tilde{Z}_t = \pi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \pi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + a_t \quad (2)$$

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t \quad (3)$$

Se definirmos o operador auto-regressivo estacionário de ordem p;

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (4)$$

Então pode-se escrever  $\phi(B)\tilde{Z} = a_t$ . (MORETTIN, 2006).

**Modelos MA(q):** Os modelos MA(q) resultam da combinação linear dos choques aleatórios ocorridos no período corrente e nos períodos passados. (RUSSO, 2006).

Um modelo de Médias Móvel (MA(q)) fica definido conforme a equação:

$$\tilde{Z}_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (5)$$

E sendo  $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$ , teremos:

$$\tilde{Z}_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t = \theta(B) a_t \quad (6)$$

Onde,  $\theta(B)$  é o operador de médias móveis de ordem q.(MORETTIN, 2006)

**Modelos ARMA (p,q):** Com a combinação dos modelos AR(p) e MA(q), espera-se que os modelos ARMA(p,q) sejam modelos extremamente parcimoniosos, usando poucos coeficientes para explicar a mesma sequencia.(RUSSO,2006).



Seguem, então os modelos ARMA (p,q), da forma:

$$\tilde{Z}_t = \phi \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (7)$$

**Modelos ARIMA (p,d,q):** A classe dos modelos ARIMA(p,q, d) para um integrador d é definido pela equação:

$$\text{Se } W_t = X_t - X_{t-1} = (1 - B)X_t = \Delta X_t \quad (8)$$

Se  $W_t = \Delta^d Z_t$  for estacionária, podemos representar  $W_t$  por um modelo ARMA (p,q), ou seja,

$$\phi(B)\Delta^d Z_t = \theta(B)a_t \text{ (MORETTIN, 2006)} \quad (9)$$

Depois de feita a diferenciação da série em d vezes necessárias para torná-la estacionária, o modelo *ARIMA* (p,d,q) pode ser ajustado através do modelo *ARMA*(p,q) citado acima. O número d de diferenças necessárias para tornar a série estacionária é denominado ordem de integração. (RUSSO, 2006).

### 3.3 CONTROLE ESTATÍSTICO DE QUALIDADE

#### 3.3.1 A História do Controle da Qualidade

O controle da qualidade moderna teve seu início na década de 30, nos Estados Unidos, com a aplicação industrial do gráfico de controle inventado pelo Dr. Walter A. Shewart, da empresa de telefonia “Bel Telephone Laboratories”. Em um memorando com data de 16 de maio de 1924. O Dr. Shewhart propôs o uso do gráfico de controle para análise de dados resultantes de inspeção, fazendo com que a importância dada à inspeção, um procedimento baseado na detecção e correção de produtos defeituosos, relacionado à qualidade, de modo a impedir que os produtos defeituosos fossem produzidos (WERKEMA, 1995b).

O controle da qualidade também foi adotado relativamente cedo na Inglaterra. Em 1935, os trabalhos sobre controle da qualidade do estatístico E. S. Pearson foram utilizados como base para a elaboração dos padrões normativos Britânicos (British Standard BS 600). Outras normas relacionadas ao controle da qualidade também foram formuladas e utilizadas na Inglaterra durante o período da guerra.

Em 1946 foi criada a JUSE (Union of Japanese Scientists and Engineers), uma organização composta por engenheiros e pesquisadores. Em 1949 a JUSE formou o grupo de

pesquisa do controle da qualidade cujos membros trabalhavam em universidades, indústrias e órgãos governamentais. Este grupo tinha como objetivos pesquisar e disseminar os conhecimentos sobre controle da qualidade, para que a indústrias japonesas pudessem melhorar a qualidade de seus produtos e aumentar os níveis de exportações (WERKEMA, 1995b).

Em 1950 a JUSE convidou o estatístico William Edwards Deming, dos Estados Unidos, para proferir um seminário sobre controle da qualidade para administradores e engenheiros. Neste seminário foram abordados os seguintes tópicos:

- Utilização do ciclo para melhoria da qualidade;
- A importância do entendimento da variabilidade presente em todos os processos de produção e de serviços;
- Utilização de gráficos de controle para o gerenciamento de processos.

Este seminário foi de grande importância visto que os administradores perceberam a imensa aplicabilidade do controle estatístico de qualidade. Recentemente, vários países percebem as vantagens do controle da qualidade (WERKEMA, 1995b).

### **3.3.2 Controle Estatístico de Qualidade**

Segundo Reis (2001), o Controle Estatístico da Qualidade (CEQ) é um dos ramos do Controle da Qualidade, e o Controle de Qualidade é parte integrante da Avaliação da Qualidade, sendo este muito mais abrangente incorporando inclusive também o CEP (Controle Estatístico de Processo). Conforme afirma Paladini o “Controle de Qualidade” consiste na comparação dos resultados obtidos com os padrões ou objetivos pré-fixados. Seria um modo de estudo das características de um processo com o auxílio de índices de maneira a fazê-lo comportar-se da forma desejada. O objetivo principal do CEQ é a redução sistemática da variabilidade nas características principais para a qualidade do produto. Woodall e Montgomery (1999; apud; Reis, 2001) definem o CEQ como um ramo da Estatística Industrial, compondo-se basicamente de: Inspeção (Aceitação por Amostragem: Controle Estatístico de Processo - CEP, Planejamento de Experimentos e Estudo de Capabilidade de Processos).

Os gráficos de controle estatístico de processos mais conhecidos e amplamente aplicados no setor industrial são ainda, sem dúvida, os tradicionais gráficos de Shewhart. No

Brasil, por exemplo, o mais comum deles (o par de gráficos  $\bar{X}$  e R), que mostra a média de vários subgrupos racionais de observações sucessivas, é enfatizado na maioria das literaturas de controle de qualidade existentes como se não houvesse nenhum outro tipo de gráfico (ALVES, 2003).

Para Montgomery (2009) qualidade sempre foi parte complementar de produtos e serviços, no entanto a conscientização de que isso é de grande importância fez com que o controle de qualidade tenha se desenvolvido e continua evoluindo ao passar dos anos.

Os gráficos de controle de Shewhart proporcionam uma grande sensibilidade no diagnóstico de causas especiais esporádicas ou intermitentes como, por exemplo, a troca de operadores em uma produção que opera em dois ou três turnos. Se, por hipótese, os operadores de um dos turnos não estiverem treinados, este fato se tornará evidente no gráfico de Shewhart, através de pontos fora de controle estatístico, conforme Figura 1 (ALVES, 2003).

**Figura 1 – Exemplo de Gráfico de Shewhart**



Os gráficos de controle fornecem assim uma regra de decisão muito simples: pontos dispostos fora dos limites de controle indicam que o processo está “fora de controle”, e assim vai ser investigada os motivos desses pontos ficarem fora do controle. Se todos os pontos dispostos estão dentro dos limites e dispostos de forma aleatória, consideramos que “não existem evidências de que o processo esteja fora de controle”.

Segundo Shewhart (1931) argumentou com a experiência que o uso de três limites sigma fazia sentido econômico. O desvio padrão tem de ser calculado a partir dos dados. É convencional não para estimar o desvio padrão, através da aplicação da fórmula habitual para o desvio padrão da amostra para o conjunto de 25 medições, mas sim através de um método baseado no “local”, em vez de variabilidade “global”.

### 3.3.3 Tipos de Gráficos de Controle

Os gráficos de controle distinguem a variabilidade aleatória da não aleatória. A base do gráfico de controle é a distribuição amostral, que tende a ter a curva de probabilidades associada a uma distribuição gaussiana. O gráfico de controle tem dois limites - calculados a partir dos dados amostrais - que separam a variação aleatória da variação não aleatória. O valor maior corresponde ao limite superior de controle (LSC) e o valor menor é chamado de limite inferior de controle (LIC). Uma estatística amostral localizada entre esses dois limites sugere a aleatoriedade da distribuição, enquanto um valor exterior a um dos dois limites sugere a não aleatoriedade. Nos gráficos de controle é comum a utilização do LSC três sigmas acima da linha média ( $\mu + 3\sigma$ ) e do LIC três sigmas abaixo desta ( $\mu - 3\sigma$ ) (REBELATO, 2006).

O gráfico de controle é um método de detecção das causas assinaláveis, ou seja, causas incomuns que, agindo no processo, provocam alta variabilidade na saída (resultado do processo). Por meio do gráfico de controle é possível a avaliação de tendências, padrões de não aleatoriedade e instabilidades do processo, permitindo a sua interrupção e a ação corretiva antes que se produzam itens fora dos limites de especificação (MONTGOMERY, 1997).

Existem vários tipos de gráficos de controle e cada um deles é mais adequado em determinadas situações (ROCHA, 2012).

Os dois tipos mais comuns de gráfico de controle são os de variáveis e os de atributos. No primeiro caso, quando as características do processo podem ser expressas em uma medida numérica, mas para o segundo caso, temos que nem sempre é possível por meio de medidas numéricas expressarem o processo (COSTA, 2010).

Soares (2000) reforça que os gráficos por variáveis fornecem informações mais precisas a respeito da característica que estão representando, permitindo identificar a magnitude e o sentido do defeito, além de se poder trabalhar com amostras menores. Entretanto, a sua utilização pode ser limitada pela dificuldade, demora e custo da medição. Os gráficos por atributos são obtidos mais rapidamente, porém podem apresentar controles menos precisos. No controle por variáveis, métodos mais adequados para serem aplicados em processos de produção em rede os gráficos mais utilizados são:

- Gráfico  $\bar{X}$  e R (média e amplitude): onde são registradas as médias amostrais e a variabilidade do processo é avaliada através da amplitude. Apresenta facilidade na elaboração dos cálculos, porém indica com menor segurança a variabilidade do

processo. Costuma-se trabalhar com esse tipo de gráfico para casos em que o tamanho da amostra seja menor que seis ( $n < 6$ );

➤ Gráfico  $\bar{X}$  e  $s$  (média e desvio-padrão): seu uso é aconselhável para grandes amostras. As médias amostrais são registradas e a variabilidade é avaliada através do desvio-padrão, mas esse tipo de gráfico apresenta maior dificuldade de interpretação.

➤ Gráfico  $X_i$  e  $R$  (valor individual e amplitude): onde são registrados valores individuais de medições e não valores médios. Devem ser utilizados em situações especiais como processos com taxa de produção muito baixa ou com pouca variabilidade. Para construir o gráfico correspondente adota-se  $X$  como um valor individual e  $R$  a amplitude do processo como a amplitude em valor absoluto entre cada leitura de dois valores individuais consecutivos.

No trabalho abordado os gráficos  $\bar{X}$ - $S$ , vão ser preferíveis em relação aos gráficos  $\bar{X}$ - $R$ , quando  $n > 10$  ou 12 já que para amostras maiores a amplitude amostral  $R$  perde eficiência para estimar  $\sigma$ , lembrando que um dos pressupostos para aplicação dos mesmos seria a normalidade dos dados (RUSSO, 2010).

### 3.3.4 Gráfico de Controle $\bar{X}$ - $S$

As etapas para a construção dos gráficos de controle  $\bar{X}$ - $s$  são:

- Escolher a característica de qualidade a ser controlada;
- Definir o tamanho da amostra e o método de amostragens;
- Coletar os dados;
- Calcular o desvio padrão de cada subgrupo, usando as fórmulas abaixo:

#### a) Desvio Padrão

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad (10)$$

$n$  = Tamanho do subgrupo

#### b) Gráficos $\bar{X}$ - $s$

Esses gráficos funcionam como os gráficos  $\bar{X}$  e  $R$ , porém permitem trabalhar com subgrupos com mais de dez elementos. A diferença em relação aos gráficos  $\bar{X}$  e  $R$  estão na

forma como a variação de cada subgrupo é calculada. Nos gráficos  $\bar{X}$  e R ela é obtida pela média dos valores de cada subgrupo. Nos gráficos  $\bar{X}$  e s, por sua vez, ela é obtida pelo desvio padrão de cada subgrupo (ROCHA, 2012).

Expressões para o cálculo dos limites de controle dos gráficos  $\bar{X}$ - s:

➤ **Gráfico  $\bar{X}$ :**

$$LSC = \bar{\bar{X}} + \frac{3\bar{s}}{c_4\sqrt{n}} = \bar{\bar{X}} + A_3\bar{s} \quad (11)$$

$$LM = \bar{\bar{X}},$$

$$LIC = \bar{\bar{X}} - \frac{3\bar{s}}{c_4\sqrt{n}} = \bar{\bar{X}} - A_3\bar{s} \quad (12)$$

onde  $A_3 = 3/c_4\sqrt{n}$  é uma constante tabelada em função do tamanho  $n$  das amostras.

➤ **Gráfico s:**

$$LSC = \bar{s} + 3\hat{\sigma}_s = B_4 \bar{s}, \quad (13)$$

$$LM = \bar{s},$$

$$LIC = \bar{s} - 3\hat{\sigma}_s = B_3 \bar{s} \quad (14)$$

onde  $\hat{\sigma}_s$  é a estimativa do desvio padrão da distribuição de  $s$  e  $B_3$  e  $B_4$  são constantes tabeladas em função do tamanho  $n$  das amostras (Tabela 1), (RUSSO, 2010).

**Tabela 1 - Fatores para Construção de Gráficos de Controle para Variáveis**

n	Gráfico para Média			Gráfico para Desvio Padrão								Gráfico para Amplitude					
	Fatores para os Limites de Controle			Fatores para a Linha de Centro		Fatores para os Limites de Controle				Fatores para a Linha de Centro		Fatores para os Limites de Controle					
	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$c_4$	$1/c_4$	$B_3$	$B_4$	$B_5$	$B_6$	$d_2$	$1/d_2$	$d_3$	$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$	$D_5$
2	1,121	1,880	2,659	0,7979	1,2533	0	3,267	0	2,606	1,128	0,8865	0,853	0	3,686	0	3,267	0
3	1,732	1,023	1,554	0,8862	1,1284	0	2,568	0	2,276	1,693	0,5907	0,888	0	4,358	0	2,575	0
4	1,500	0,729	1,628	0,9213	1,0854	0	2,266	0	2,088	2,059	0,4857	0,886	0	4,698	0	2,282	0
5	1,342	0,577	1,427	0,9400	1,0638	0	2,089	0	1,964	2,326	0,4299	0,864	0	4,918	0	2,115	0
6	1,223	0,483	1,287	0,9515	1,0510	0,030	1,970	0,029	1,874	2,534	0,3946	0,848	0	5,078	0	2,004	0
7	1,134	0,419	1,182	0,9594	1,0423	0,118	1,882	0,113	1,806	2,704	0,3698	0,833	0,204	5,204	0,076	1,924	0
8	1,061	0,373	1,099	0,9650	1,0363	0,185	1,815	0,179	1,751	2,847	0,3512	0,820	0,388	5,306	0,136	1,864	0
9	1,000	0,337	1,032	0,9693	1,0317	0,239	1,761	0,232	1,707	2,970	0,3367	0,808	0,547	5,393	0,184	1,816	0
10	0,949	0,308	0,975	0,9727	1,0281	0,284	1,716	0,276	1,669	3,078	0,3249	0,797	0,687	5,469	0,223	1,777	0
11	0,905	0,285	0,927	0,9754	1,0252	0,321	1,679	0,313	1,637	3,173	0,3152	0,787	0,811	5,535	0,256	1,744	0
12	0,866	0,266	0,886	0,9776	1,0229	0,354	1,646	0,346	1,610	3,258	0,3069	0,778	0,922	5,594	0,283	1,717	0
13	0,832	0,249	0,850	0,9794	1,0210	0,382	1,618	0,374	1,585	3,336	0,2998	0,770	1,025	5,647	0,307	1,693	0
14	0,802	0,235	0,817	0,9810	1,0194	0,406	1,594	0,399	1,563	3,407	0,2935	0,763	1,118	5,696	0,328	1,672	0
15	0,775	0,223	0,789	0,9823	1,0180	0,428	1,572	0,421	1,544	3,472	0,2880	0,756	1,203	5,741	0,347	1,653	0
16	0,750	0,212	0,763	0,9835	1,0168	0,448	1,552	0,440	1,526	3,532	0,2831	0,750	1,282	5,782	0,363	1,637	0
17	0,728	0,203	0,739	0,9845	1,0157	0,466	1,534	0,458	1,511	3,588	0,2787	0,744	1,356	5,820	0,378	1,622	0
18	0,707	0,194	0,718	0,9854	1,0148	0,482	1,518	0,475	1,496	3,640	0,2747	0,739	1,424	5,856	0,391	1,608	0
19	0,688	0,187	0,698	0,9862	1,0140	0,497	1,503	0,490	1,483	3,689	0,2711	0,734	1,487	5,891	0,403	1,597	0
20	0,671	0,180	0,680	0,9869	1,0133	0,510	1,490	0,504	1,470	3,735	0,2677	0,729	1,549	5,921	0,415	1,585	0
21	0,655	0,173	0,663	0,9876	1,0126	0,523	1,477	0,516	1,459	3,778	0,2647	0,724	1,605	5,951	0,425	1,575	0
22	0,640	0,167	0,647	0,9882	1,0119	0,534	1,466	0,528	1,448	3,819	0,2618	0,720	1,659	5,979	0,434	1,566	0
23	0,626	0,162	0,633	0,9887	1,0114	0,545	1,455	0,539	1,438	3,858	0,2592	0,716	1,710	6,006	0,443	1,557	0
24	0,612	0,157	0,619	0,9892	1,0109	0,555	1,445	0,549	1,429	3,895	0,2567	0,712	1,759	6,031	0,451	1,548	0
25	0,600	0,153	0,606	0,9896	1,0105	0,565	1,435	0,559	1,420	3,931	0,2544	0,708	1,806	6,056	0,459	1,541	0

Para  $n > 25$

$$A_1 = \frac{3}{\sqrt{n}}, \quad A_2 = \frac{3}{c_4\sqrt{n}}, \quad c_4 = \frac{4(n-1)}{4n-3}, \quad B_3 = 1 - \frac{3}{c_4\sqrt{2(n-1)}}, \quad B_4 = 1 + \frac{3}{c_4\sqrt{2(n-1)}}, \quad B_5 = c_4 - \frac{3}{\sqrt{2(n-1)}}, \quad B_6 = c_4 + \frac{3}{\sqrt{2(n-1)}}$$

Fonte: Montgomery (2004)

### 3.4 TESTE DE NORMALIDADE

Uma das principais exigências dos gráficos controles tradicionais é que os dados sejam de uma distribuição normal ou aproximadamente normal. Para verificar esta condição existem várias técnicas, como o uso de histogramas, teste de aderência e gráficos de probabilidade (SANTOS, 2013).

#### 3.4.1 Teste de Shapiro - Wilks

O teste Shapiro-Wilks, calcula uma variável estatística (W) que investiga se uma amostra aleatória provém de uma distribuição normal. A variável W é calculada da seguinte forma (SCUDINO, 2008).

É aplicável a amostras com tamanho  $n \geq 30$

$$W = \frac{(\sum a_i * x_i)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (15)$$

Sendo X uma característica em estudo, então se formula as hipóteses:

$H_0$ : X tem distribuição Normal;

$H_1$ : X não tem distribuição Normal.

onde  $a_i$  são pesos ótimos para o estimador de  $\sigma^2$  (pelo método dos mínimos quadrados) admitindo-se que a distribuição da população é normal.

#### 4. METODOLOGIA

Os dados deste trabalho foram cedidos pelo aeroporto de Santa Maria junto com a Infraero, que fica localizada na cidade de Aracaju no estado de Sergipe (Figura 2).

**Figura 2 – Aeroporto de Aracaju - SE**



Fonte: Infraero

Primeiramente foi feita a coleta dos dados mensais de pouso, decolagem dos anos de 2007 a 2013 na administração do aeroporto de Aracaju junto com a INFRAERO. O conjunto de dados analisados trata-se de informações do fluxo de aeronaves (Figura 3).

**Figura 3 – Aeronaves do aeroporto de Aracaju**

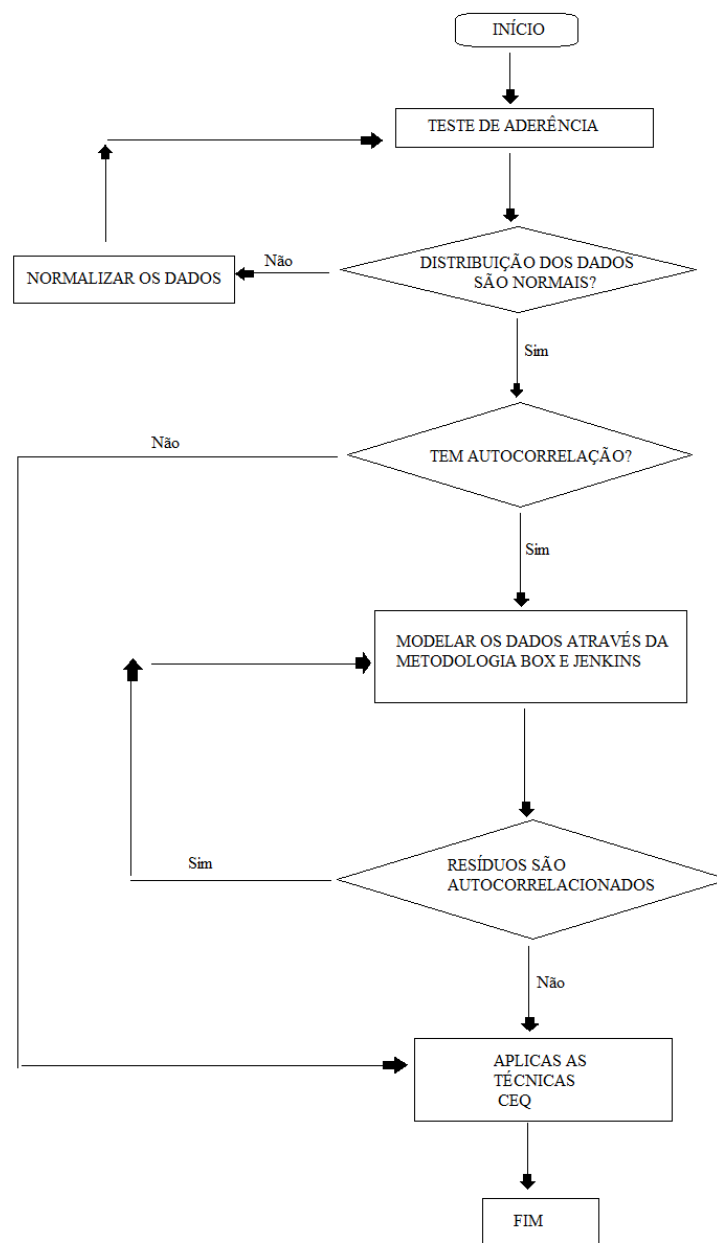




O procedimento utilizado nesse estudo consiste na aplicação das ferramentas do Controle Estatístico de Qualidade – usando os Gráficos de Controle de variáveis e na construção de um modelo através da modelagem ARIMA. O software utilizado para as análises e gráficos foi o STATISTICA 11.

#### 4.1 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

**Figura 4 - Roteiro metodológico**



Fonte: Elaborado pela autora: Daiane Costa Guimarães

## 5. RESULTADOS

### 5.1 ANÁLISE DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS POUSO E DECOLAGEM

Os dados das variáveis pouso e decolagem foram cedidos pelo Aeroporto Santa Maria – Aracaju, junto com a Infraero dos anos de 2007 a 2013.

Primeiramente, foi feita uma análise descritiva dos dados. Percebendo-se que a média das variáveis pouso e decolagem do ano 2007 foi de 793, ao passo que em 2012 e 2013 teve um crescimento sensível, vale dizer, 1084 e 952 pousos de aeronaves (Tabela 2 e 3).

Os anos que apresentaram menores médias foram os de 2008 e 2009 em relação ao demais. Esse fato deve ta relacionada com os acidentes aéreos, crise mundial. Nota-se que no ano de 2010 a seguir, o número de aeronaves começou a estabilizar.

**Tabela 2 - Análise descritiva do número de pouso de aeronaves no aeroporto de Santa Maria Acaraju-SE, durante o período de 2007 a 2013.**

ANO	$\bar{X}$	MED	MIN	MÁX	$\sigma^2$	$\sigma$	EP	CV
2007	793	798	673	895	4598	67, 812	19, 576	9%
2008	736	748	590	957	9280	96, 333	27, 809	13%
2009	624	625	546	683	2348	48, 456	13, 988	8%
2010	786	813	591	900	10733	103, 600	29, 907	13%
2011	863	854	760	1006	6595	81, 207	23, 442	9%
2012	1.084	1.083	930	1178	4840	69, 569	20, 083	6%
2013	952	959	863	1094	4387	66, 231	19, 119	7%

**Fonte: Elaborada pelo autor**

Os coeficientes de variações mantiveram-se baixo, razão pela qual a média representa bem o banco de dados, indicando uma distribuição homogênea. (Tabela 2 e 3).

**Tabela 3 - Análise descritiva do número de Decolagem de aeronaves no aeroporto de Santa Maria Acaraju-SE, durante o período de 2007 a 2013.**

ANO	$\bar{X}$	MED	MIN	MÁX	$\sigma^2$	$\sigma$	EP	CV
2007	793	797	673	895	4617	67, 949	19, 615	9%
2008	735	748	590	957	9276	96, 311	27, 803	13%
2009	620	624	546	682	2056	45, 344	13, 090	7%
2010	786	813	590	900	10771	103, 783	29, 959	13%
2011	862	854	760	1005	6566	81, 028	23, 391	9%
2012	1.084	1.083	930	1180	4812	69, 370	20, 026	6%
2013	952	957	864	1097	4356,93	66, 007	19, 055	7%

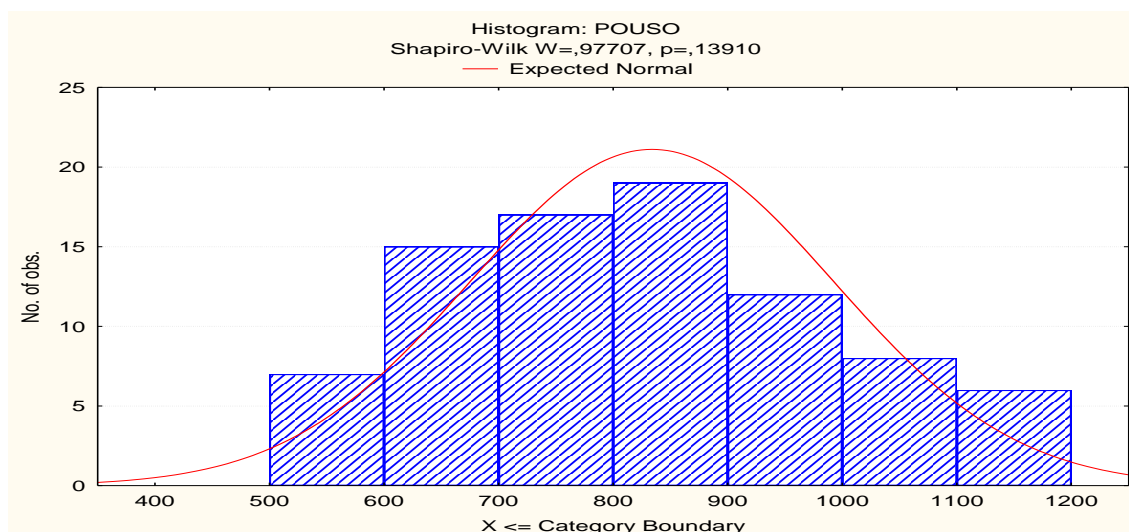
**Fonte: Elaborada pelo autor**

## 5.2 NORMALIDADE DAS VARIÁVEIS POUSO E DECOLAGEM

Um dos principais critérios antes da construção dos gráficos de controle é a verificação da normalidade dos dados. Foi utilizado o teste de normalidade de Shapiro - Wilk (S-W), onde foi constatado que as observações seguem uma distribuição normal (Figura 5).

Observando-se o teste de normalidade de Shapiro - Wilk (W), o teste de hipótese realizado obteve o p-valor maior que 0,05,  $W = 0,97707$ , p – valor de 0,13910, ou seja, não há evidências para rejeitar a hipótese nula ( $H_0$ ), portanto, os dados seguem uma distribuição normal.

**Figura 5 – Histograma da variável Pouso**

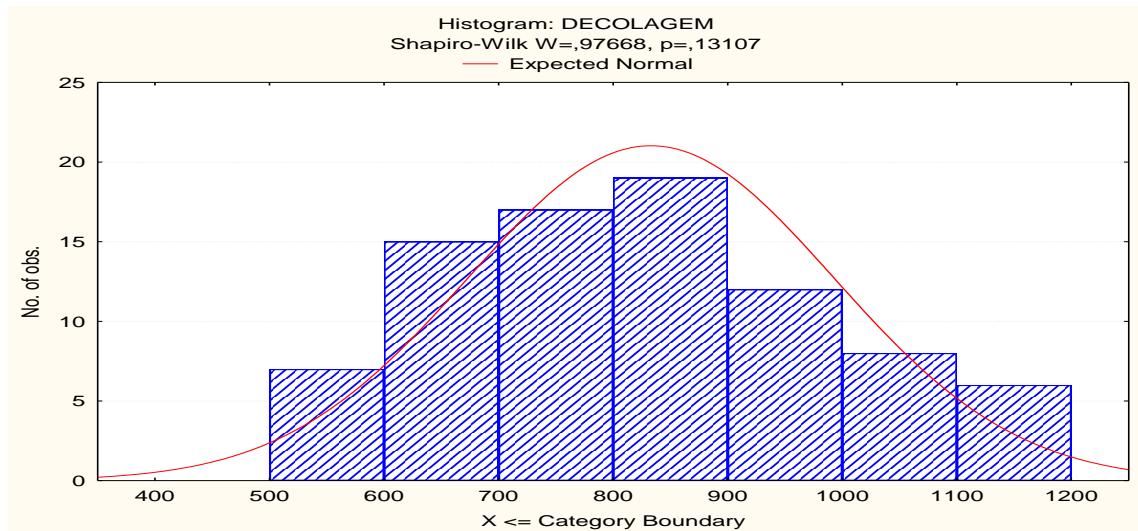


**Fonte: Elaborada pelo autor**

Na Figura 6, nota-se um gráfico de frequência de decolagens de aeronaves do aeroporto de Aracaju. Percebe-se que a maior frequência de decolagens está entre 700 e 800.

Em relação à normalidade foi feito o teste de hipóteses Shapiro Wilk, que obteve o seu valor calculado de  $W = 0,97668$ , p – valor de 0,13107, olhando o seu p-valor pode-se constatar que tal valor é maior que 5% de significância, ou seja, não há evidência para rejeitar a hipótese nula ( $H_0$ ), portanto, os dados seguem uma distribuição normal.

**Figura 6 – Histograma Decolagem**



**Fonte: Elaborada pelo autor**

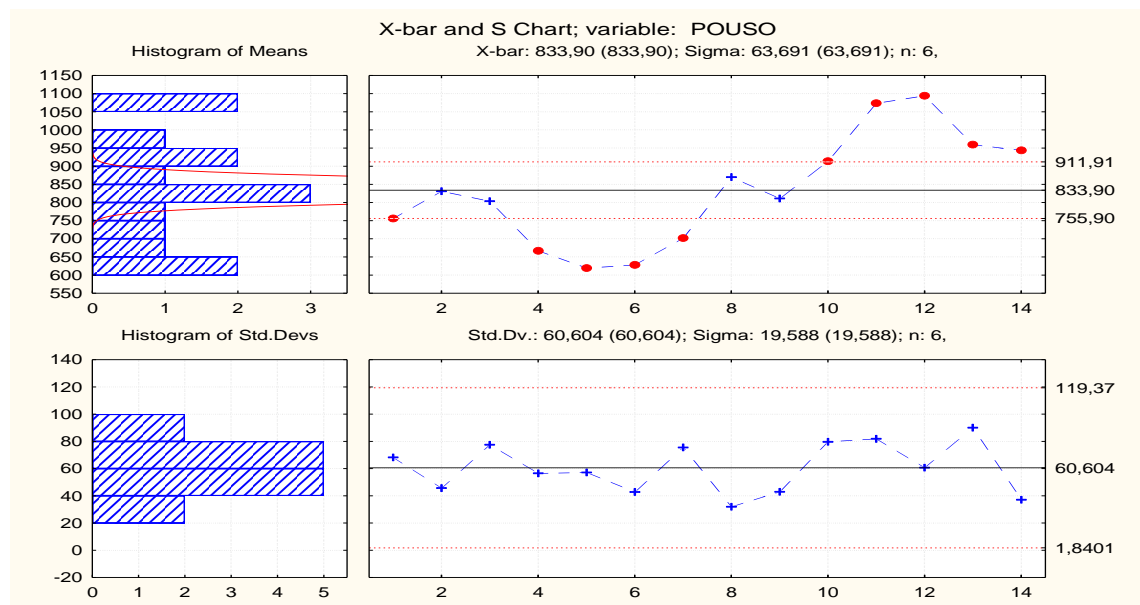
### **5.3 APLICAÇÃO DOS GRÁFICOS DE CONTROLE DE SHEWHART**

Montgomery (2000) comenta que a principal desvantagem de qualquer Gráfico de Controle de Shewhart é usar somente informação sobre o processo contido do último ponto demarcado e ignorar qualquer informação dada pela sequência inteira de pontos. Essa característica faz com que o gráfico de controle de Shewhart seja insensível a pequenos e contínuos desvios no processo, da ordem de até 1,5 desvios padrão.

Pode-se constatar no gráfico de controle de Shewhart da média e desvio padrão, Figura 7, que existem alguns dos pontos fora dos limites de controle, sendo alguns acima do limite superior e também abaixo do limite inferior. A explicação desses pontos fora do controle estatístico de qualidade deve ta relacionada com os acidentes aéreos, crise mundial.

Existe uma forte presença autocorrelação nos dados da média, assim a série é estacionária em variância e não é estacionária em média para as duas variáveis.

**Figura 7 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão Pouso da variável pouso**

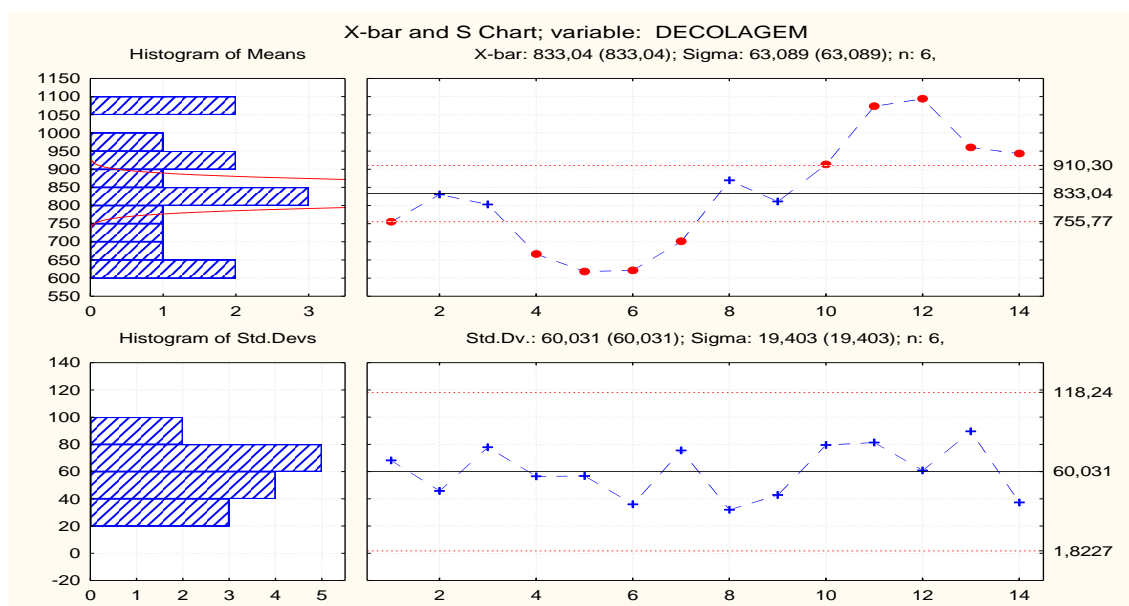


**Fonte: Elaborada pelo autor**

Pode-se constatar no Gráfico de Controle, Figura 8, que 10 dos pontos representados situam-se fora dos limites de controle, sendo 5 pontos acima do limite superior e 5 pontos abaixo do limite inferior.

Estes pontos que se apresentam fora do limite de controle são causados por alguns motivos, são eles: Devido os acidentes aéreos ocorrido no Brasil nos meados de 2008, onde houve uma queda de aeronaves, pois muitos passageiros ficaram com medo de viajar, assim, as agências aéreas diminuíram o preço das passagens fazendo com que as pessoas voltassem a viajar, então logo após esses acontecimentos teve um aumento de pouso.

**Figura 8 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão da variável Decolagem**



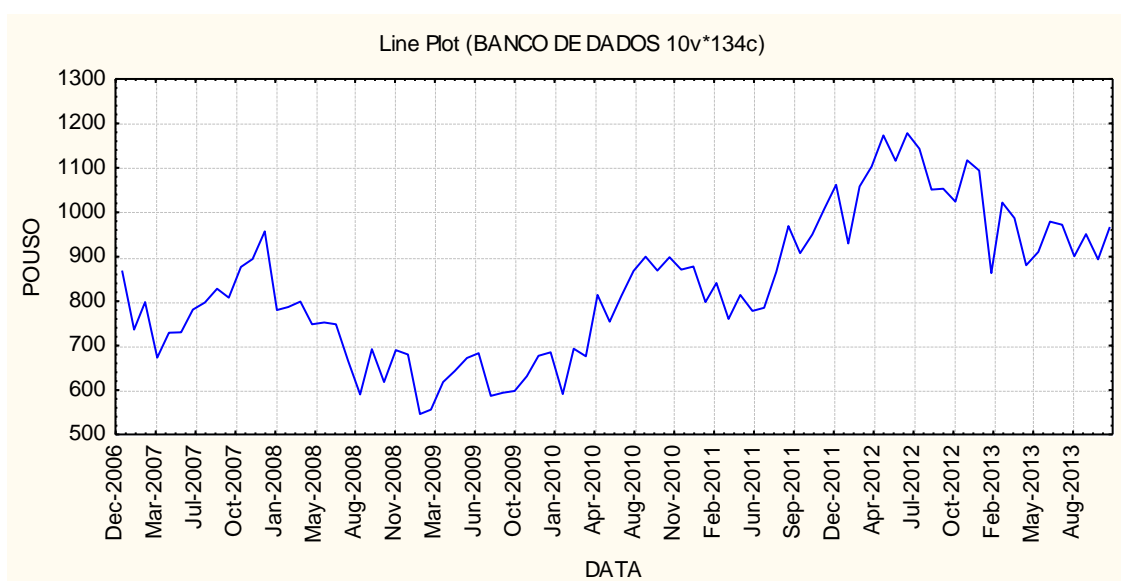
**Fonte: Elaborada pelo autor**

## 5.4 MODELAGEM BOX E JENKINS

### 5.4.1 Identificação da Estrutura do Modelo da variável Pouso

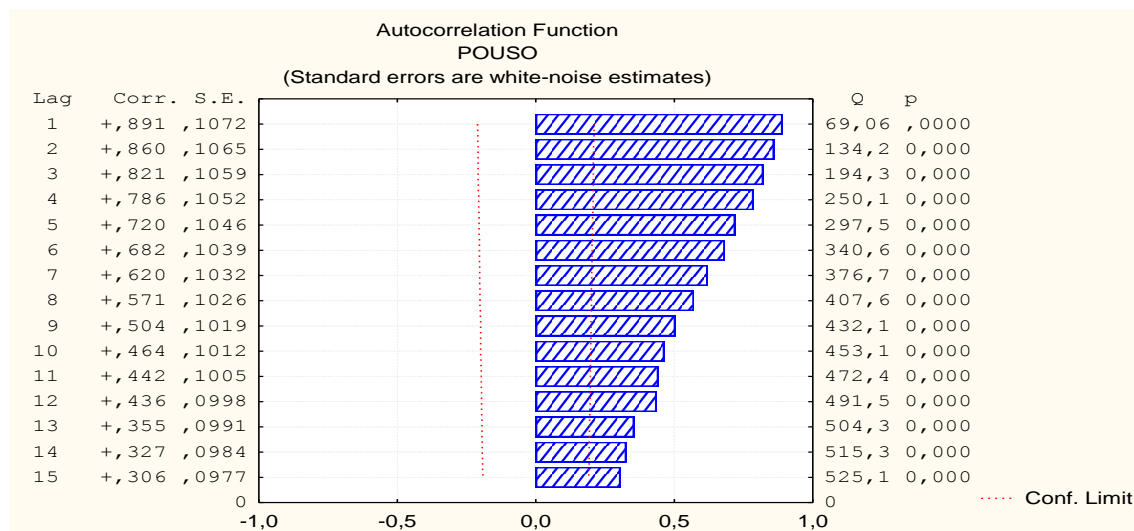
O gráfico da série mostra o comportamento da variável à medida que os anos passam. Nota-se que alguns pontos ocorrem presença de outliers (valores muito distantes dos restantes), tais valores podem ter sido gerados por intervenções não esperada (Figura 9).

**Figura 9- Gráfico da Série da variável pouso**

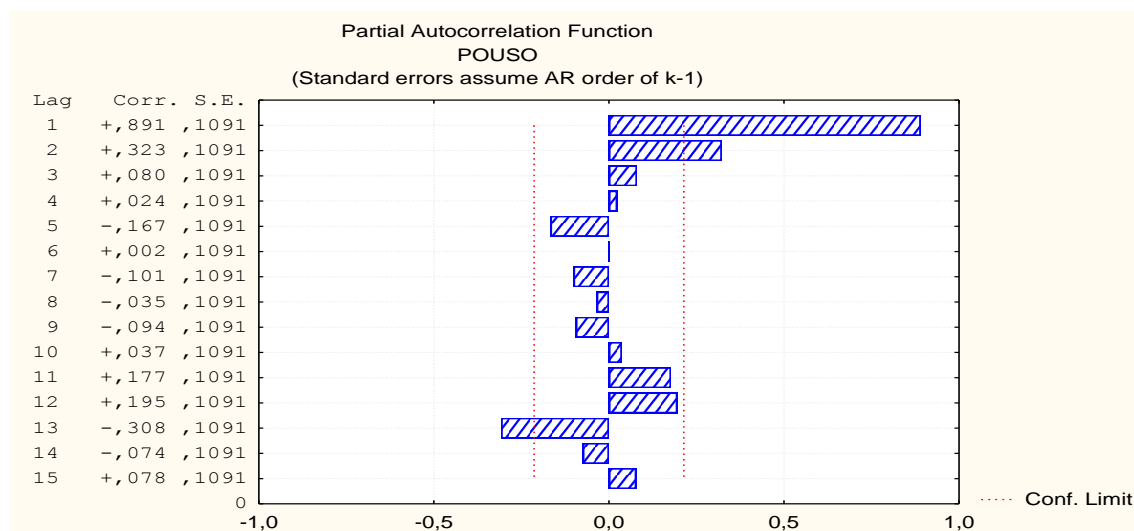


Fonte: Elaborada pelo autor

**Figuras 10 – Coeficiente da Função de Autocorrelação (a) e Coeficiente da Função de Autocorrelação Parcial (b) da variável pouso**



(a)



(b)

Fonte: Elaborada pelo autor

Os gráficos da Função de autocorrelação e Função de autocorrelação parcial (Figura 10) são representações típicas de uma série temporal não estacionária, pois os coeficientes de autocorrelação começam com um valor muito alto e tende muito lentamente a zero à medida que a defasagem aumenta. Tais coeficientes de correlação estão fora dos limites de confiança

e a função de autocorrelação parcial apresenta característica de senóide também está fora dos limites de confiança.

#### 5.4.2 Estimação dos Parâmetros do Modelo Arima

Após a diferenciação da série, constituiu alguns modelos ao qual encontrou-se para a variável pouso o melhor modelo. O ARIMA (1,1,0) com seu MAPE de 4,64%. E os coeficientes de correlação apresentaram-se dentro dos limites de confiança

É importante destacar que, para empregar o método Box-Jenkins, é preciso ter em mãos uma série estacionária ou que possa se tornar estacionária. Pois, se esse modelo estimado for usado para fazer previsões, devemos pressupor que as características desse modelo são constantes ao longo do tempo e especialmente nos períodos futuros (GUJARATI, 2000).

#### 5.4.3 Sumário dos Parâmetros do Modelo

Na tabela 4, a seguir mostra os parâmetros do modelo ARIMA (1,1,0) com seu MAPE (Erro Médio Absoluto Percentual) de 4,64%.

Vale ressaltar que pra ser válido um modelo seu MAPE tem que ser menor que 10%, demonstrando um bom modelo, e se for menor que 5% um excelente modelo.

**Tabela 4- Sumário dos Parâmetros do Modelo ARIMA da variável Pouso**

Modelos	Estimativa	Erro Padrão	teste t	p-value	MAPE(%)
p(1)	-0,346471	0,104956	-3,30111	0,001427	4,64

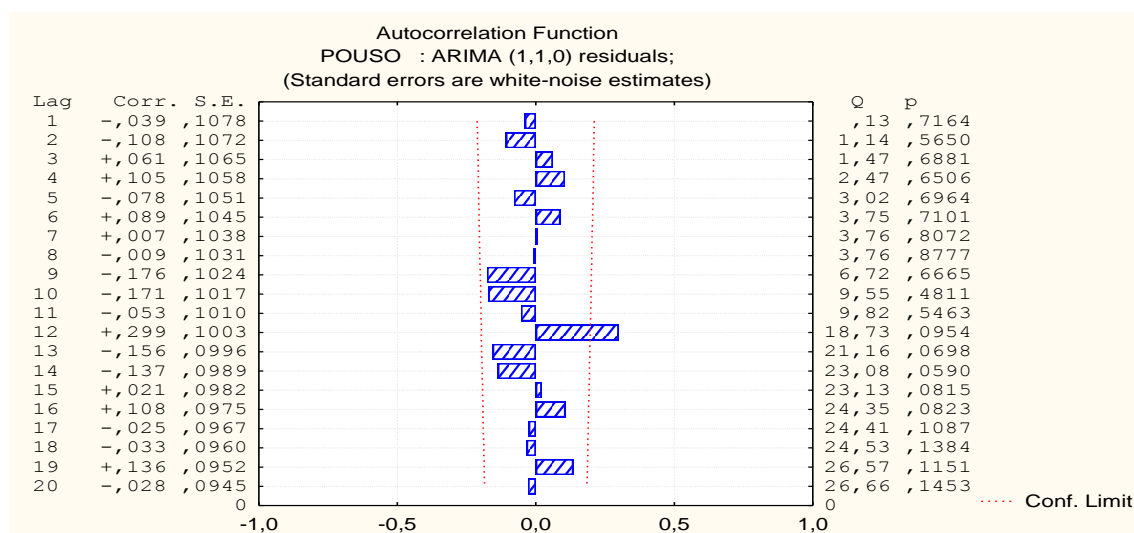
**Fonte: Elaborada pelo autor**

#### 5.4.4 Análise Da Autocorrelação Dos Resíduos

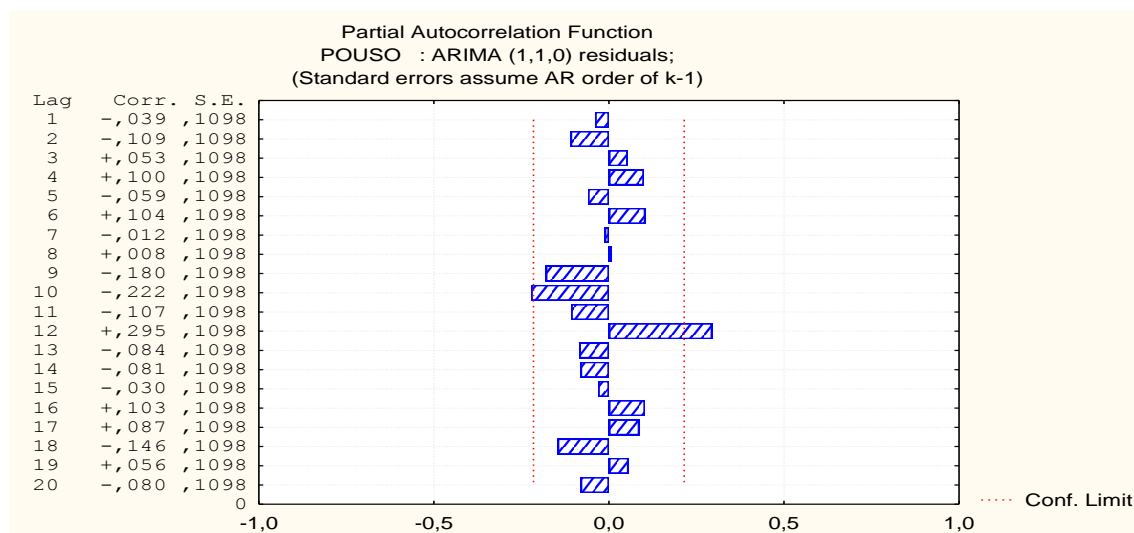
De acordo com a observação destas funções, o modelo que se ajustou foi ARIMA (1,1,0), verificou-se que os resíduos podem ser considerados como ruído branco após o ajuste do modelo, pois apresentaram as autocorrelações dentro dos limites de confiança (Figura 11).



**Figura 11 - Coeficientes da função de autocorrelação (a) e da função de autocorrelação parcial dos dados ajustados (b) da variável pouso**



(a)



(b)

**Fonte: Elaborada pelo autor**

### 5.4.5 Previsões

A partir do modelo ARIMA (1,1,0) pode-se gerar previsões descritas na Tabela 5.

Os valores previstos comparados aos observados tiveram um erro pequeno, isso mostra que o modelo encontrado ajusta-se bem a série.

Diante destas previsões, pode-se constatar um MAPE de 4,64%, que demonstra um bom ajuste e poder preditivo do modelo.

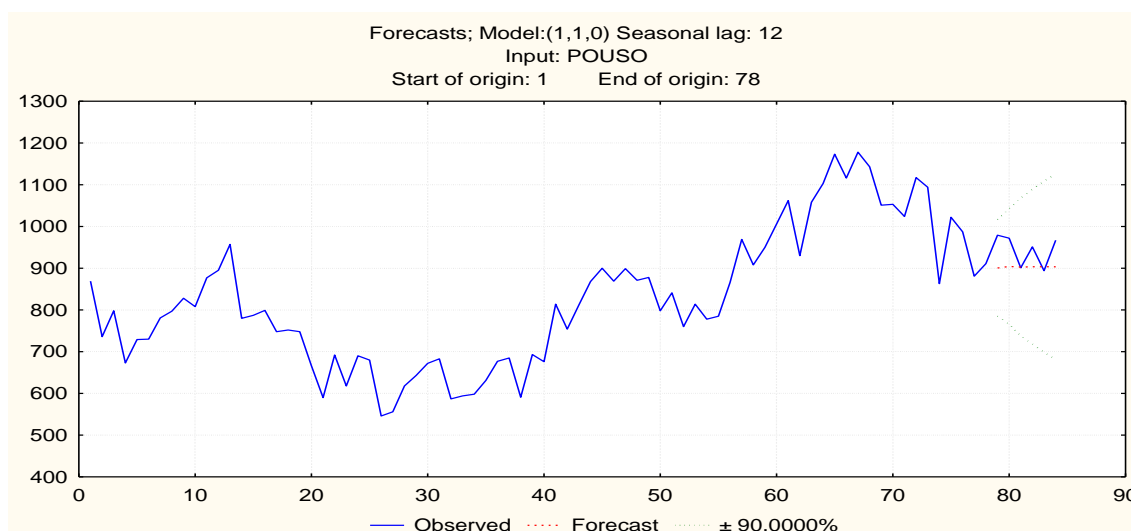
**Tabela 5 - Previsões para a variável Pouso**

Previsto	Observado	Resíduo
900,6059	979,0000	0,08007573
904,2071	972,0000	0,06974575
902,9594	901,0000	0,00217469
903,3917	951,0000	0,05006130
903,2419	894,0000	0,01033772
903,2938	967,0000	0,06588023

**Fonte: Elaborada pelo autor**

Na Figura 12, está uma representação gráfica do modelo ARIMA 1,1,0) da série modelada.

**Figura 12 - Gráfico da Série do modelo ARIMA (1,1,0)**

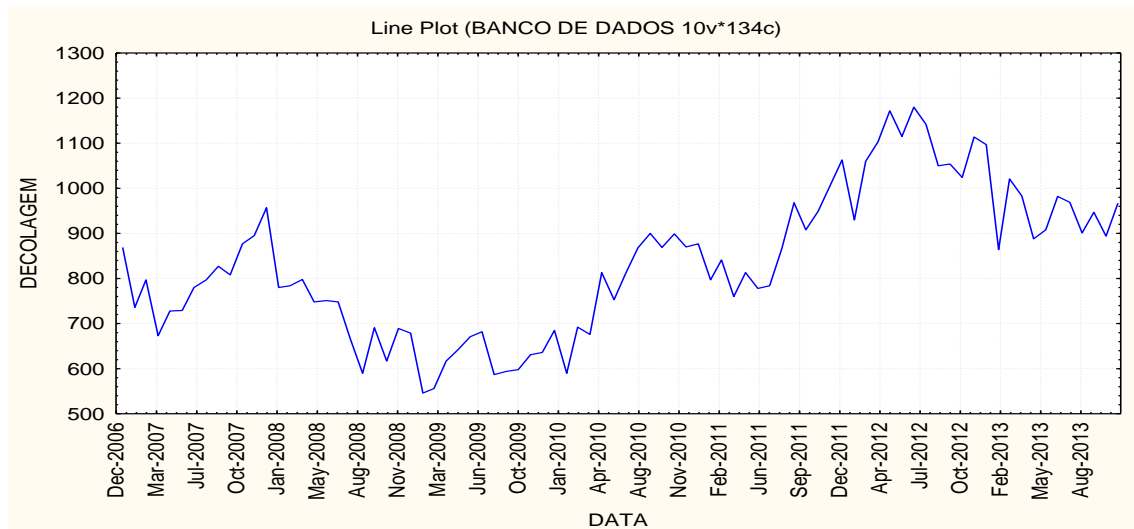


**Fonte: Elaborada pelo autor**

### 5.4.6 Identificação da Estrutura do Modelo da Variável Decolagem

O gráfico da série evidencia que, no ano de 2007, ocorreu um aumento significativo do número de decolagens, ao passo que, no ano de 2008, constatou-se um declínio dessa variável. Inicialmente foi feita uma análise gráfica da série (Figura 13).

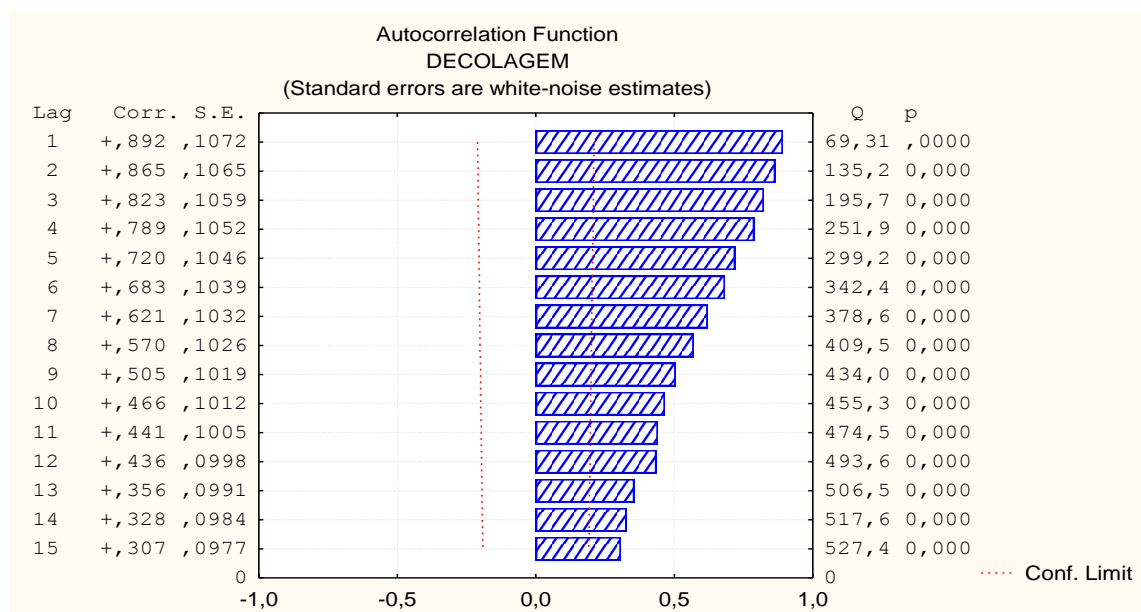
**Figura 13 - Gráfico da Série Decolagem**



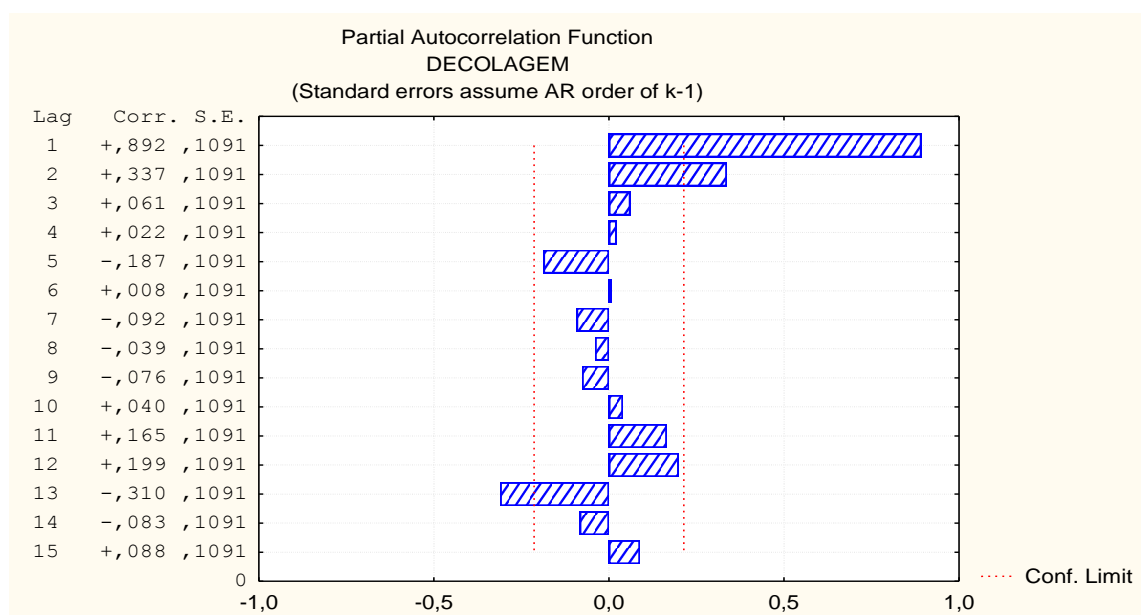
**Fonte: Elaborada pelo autor**

Segue logo abaixo a função de autocorrelação (FAC) e função de autocorrelação parcial (FACP) dos dados da variável decolagem sem modelagem

**Figura 14 - Função de autocorrelação (a) e Função de autocorrelação Parcial (b) para variável Decolagem**



(a)



(b)

**Fonte: Elaborada pelo autor**

A Figura 14 mostra que os coeficientes de correlação estão fora dos limites de confiança. Os correlogramas afirmam que a série não é estacionária, pois os lags da função autocorrelação decaem muito lentamente para zero.

#### 5.4.7 Estimação dos Parâmetros do Modelo Arima

Após a diferenciação da série, constituiu alguns modelos ao qual encontrou-se o melhor modelo ARIMA (0,1,1) para a variável decolagem, esse foi escolhido pois entre os modelos obtidos o menor MAPE de 4,22% e os coeficientes de correlação apresentaram-se dentro dos limites de confiança.

#### 5.4.8 Sumário dos Parâmetros do Modelo

Na Tabela 6, mostra os parâmetros do modelo ARIMA (0,1,1) com seu MAPE (Erro Médio Absoluto Percentual) de 4,22%.

**Tabela 6 - Sumário dos Parâmetros do Modelo ARIMA da variável decolagem**

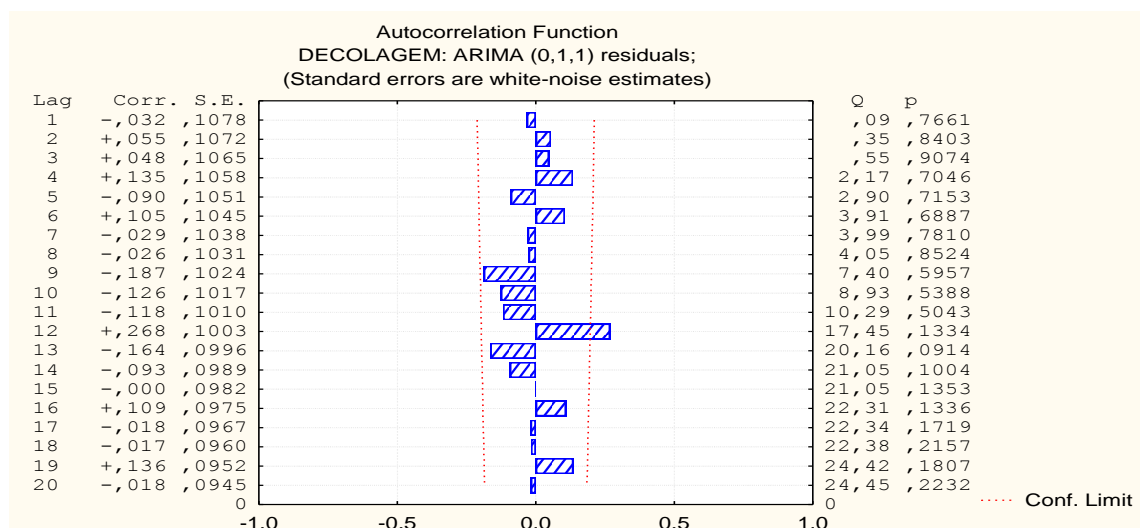
Modelos	Estimativa	Erro Padrão	teste t	p-value	MAPE(%)
q(1)	0,356872	0,093721	3,807821	0,000270	4,22

**Fonte: Elaborada pelo autor**

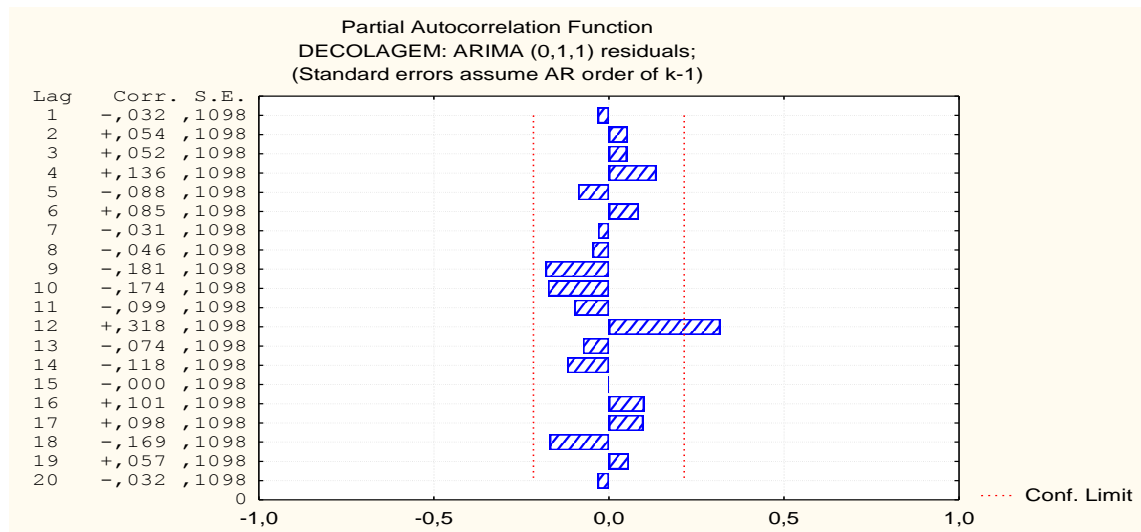
#### 5.4.9 Análise da Autocorrelação dos Resíduos

Depois de encontrar o melhor modelo foram observadas também as autocorrelações da série modelada, os coeficientes de correlação estão próximos de zero indicando uma ausência de correlação, com isso percebe-se que o modelo encontrado é bom para as previsões da variável decolagem (Figura 15).

**Figura 15 - Coeficientes da função de autocorrelação (a) e da função de autocorrelação parcial dos dados ajustados (b) da variável decolagem**



(a)



(b)

Fonte: Elaborada pelo autor

#### 5.4.10 Previsões

São vistas as seis últimas previsões para a variável decolagem com o modelo ARIMA (0,1,1) comparados com seus respectivos valores observados. (Tabela 7).

Os valores previstos comparados aos observados tiveram um erro razoável, isso mostra que o modelo encontrado ajusta-se bem a série.

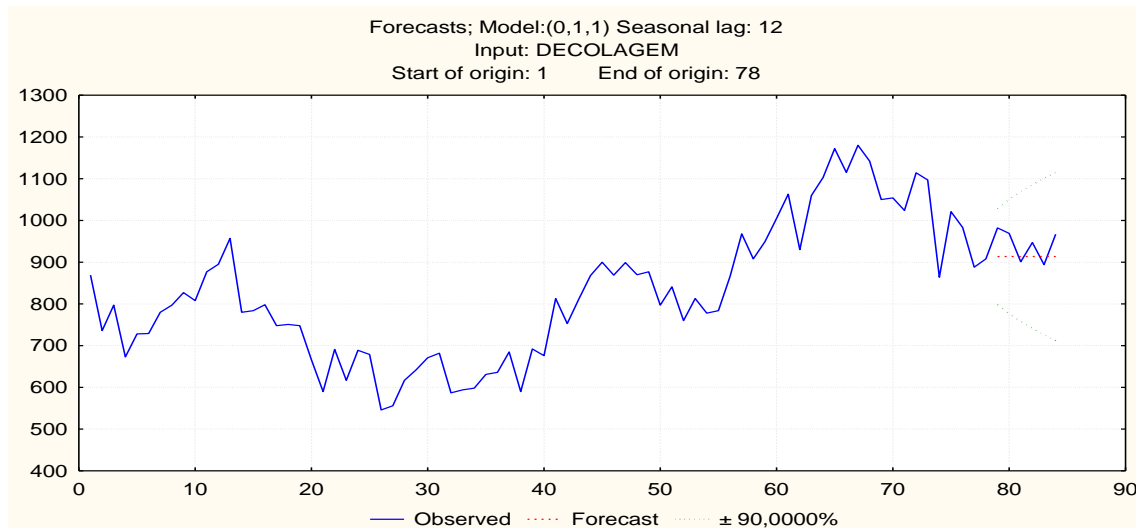
**Tabela 7 – Previsões para a variável Decolagem**

Previsto	Observado	Resíduo
913,4704	982,0000	0,06978575
913,4704	969,0000	0,0573060
913,4704	901,0000	0,01384061
913,4704	947,0000	0,03540613
913,4704	894,0000	0,02177896
913,4704	967,0000	0,05535637

Fonte: Elaborada pelo autor

Diante destas previsões, pode-se constatar um MAPE de 4,22%, que demonstra um razoável ajuste e poder preditivo do modelo.

**Figura 16 - Gráfico da Série do modelo ARIMA (0,1,1) para a variável decolagem**



**Fonte: Elaborada pelo autor**

Após muitas tentativas o modelo que melhor se ajustou a série foi o ARIMA (0,1,1), a figura 16 mostra o comportamento da série após a modelagem.

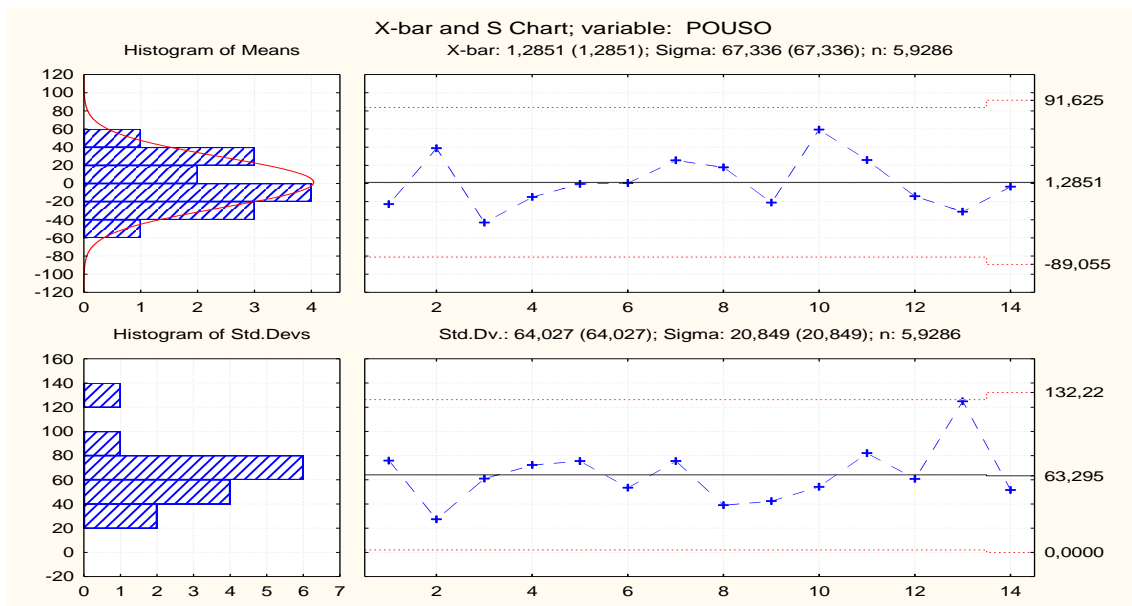
## **5.5 APLICAÇÃO DOS GRÁFICOS DE CONTROLE DE SHEWHART REVISADOS**

### **5.5.1 Aplicando os gráficos de controle revisados para a variável pouso e decolagem**

Após ter feito uma modelagem ARIMA nos dados, foi retirados às análises dos resíduos para ser feito o gráfico de controle Shewhart revisado.

Através da Figura 17, podemos observar que os gráficos de controle para dados indicam que os valores residuais estão dentro dos limites de controle para a média e desvio padrão, mostrando-se que ocorre uma estacionariedade nos mesmos.

**Figura 17 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão revisados**

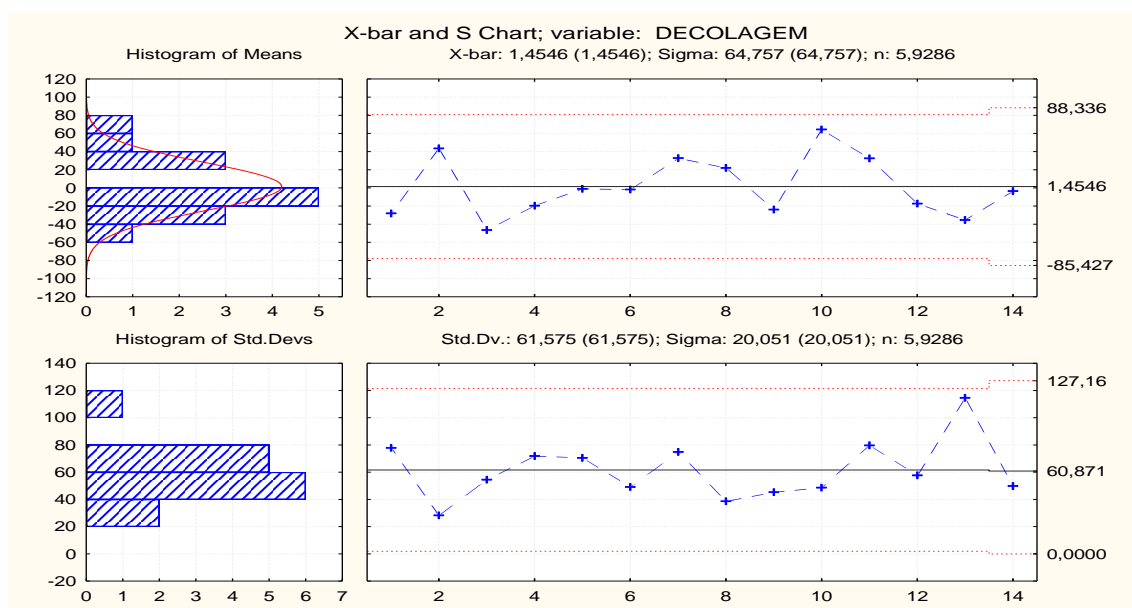


**Fonte: Elaborada pelo autor**

Inicialmente foi feita vários modelagens ARIMA e diferenciar a série para que os dados se tornem estacionária e assim ser feito os gráficos de controle.

Quando encontrado um modelo adequado pra a série foi utilizados os resíduos encontrado na metodologia Box e Jenkins para corrigir o problema e por fim foi feito os gráficos de controle revisado, assim o processo ficou sobre controle estatístico de qualidade (Figura 18).

**Figura 18 - Gráfico de Shewhart para média e desvio padrão revisados**



**Fonte: Elaborada pelo autor**



## 6. CONCLUSÃO

A prática comum dentro dos gráficos de controle de Shewhart é a coleta de amostras de tamanhos constantes em intervalos fixos de tempo. No entanto, alguns processos produtivos apresentam restrições que não permitem a coleta de amostras de tamanhos constantes.

Este trabalho procurou apresentar as técnicas tradicionais de Controle Estatístico de Qualidade, através dos gráficos de controle por variáveis e a utilização da metodologia Box e Jenkins para retirar as autocorrelações no fluxo de aeronaves do aeroporto de Aracaju – SE. Para tal, foram coletados os dados mensais na administração do aeroporto, no período de 2007 a 2013.

Primeiramente foram verificadas as análises descritivas das variáveis pouso e decolagens. Percebendo-se que nos anos de 2008 e 2009 ocorreu uma queda dos números de aeronaves. Foi feito um teste de normalidade dos dados, já que este é um critério a ser observado para fazer os gráficos de controle. Nota-se que em 5% de significância todas as variáveis seguem uma distribuição normal com baixa dispersão ao longo dos anos.

Foram feito os gráficos de controle para as variáveis abordadas, e observa-se que nos gráficos do desvio padrão houve uma estacionariedade da série, já para a média houve pontos fora do controle estatísticos em ambos as variáveis, tais acontecimentos podem ter ocorrido por vários motivos, como por exemplo: o período em que o país viveu em situação de crise no sistema aéreo, o número de pouso e decolagem diminuiu consideravelmente, voltando a se estabilizar quando este foi resolvido. Verificou-se a autocorrelação dos dados, e assim foi retirada através dos modelos Box e Jenkins.

Geralmente, na existência de autocorrelação, os gráficos de controle costumam gerar alarmes falsos, gerando viés na interpretação dos seus resultados e, consequentemente ocasionando um grande número de intervenções desnecessárias no processo.

Conclui-se que o procedimento proposto, de primeiro retirar a autocorrelação dos dados para depois ajustá-los, foi satisfatória estatisticamente.

Foram testados vários modelos ARIMA para as variáveis, o melhor modelo encontrado para pouso foi ARIMA (1,1,0) com seu MAPE de 4,64%, e para decolagem foi o ARIMA (0,1,1) com MAPE de 4,22%, que demonstram um bom ajuste e poder preditivo dos modelos.

É importante ratificar que as metodologias de Box e Jenkins ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*) foram adequadas para as modelagens, pois obtém boas previsões para o fluxo de aeronaves (MAPE<5%).

Com os resíduos obtidos nos modelos foi feito os gráficos, deste modo todos os pontos ficaram dentro do limite de controle.

## 7. REFERÊNCIAS

ALVES, C. C. **dos Gráficos de Controle CUSUM: um enfoque dinâmico para a análise estatística de processos**. 24/02/2003. 1v. 134p. Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina – Engenharia de Produção. Orientador (es): Robert Wayne Samohyl, Ph.D. Biblioteca Depositária: Biblioteca do Centro de Tecnologia da UFSC.

BELTRÃO. K. I. **Séries temporais no domínio da frequência: uma introdução**. In: 4ª Escola de Séries Temporais e Econometria. UFRJ/RJ. 1991.

BOX, G. E. P; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Times series analysis: forecasting and control**, 3ª Ed. San Francisco: Holden-Day, 1994.

DA SILVA, ADYR. **Aeroportos e Desenvolvimento. Rio de Janeiro**: Instituto Histórico-Cultural da Aeronáutica; Belo Horizonte: Villa Rica, 1990.

GUIMARÃES, D. C; RUSSO, S. L. **Análise do Número de Aeronaves que Transitam no Aeroporto Santa Maria através dos Modelos de Intervenção**. 2013. 30 f. Trabalho de Iniciação Científica - PIBIC/CNPq – Departamento de Estatística e Ciências Atuariais, Universidade Federal de Sergipe, São Cristóvão – SE.

INFRAERO, **Aeroporto de Aracaju – Santa Maria**. Disponível em:<http://www.infraero.gov.br/index.php/br/aeroportos/sergipe/aeroporto-de-aracaju-santa-maria.html>. Acesso em: 10 de agosto 2012 às 16h25minh.

INFRAERO, **Aeroporto de Aracaju – Santa Maria**. Disponível em:<http://www.infraero.gov.br/index.php/imprensa/noticias/5710-301-infraero-inicia-nova-etapa-nas-obras-da-pista-do-aeroporto-de-aracaju.html>, Acesso em: 11 de Abril 2014 às 13h25minh.

JESUS, J. S. RUSSO, S. L. **Análise do Perfil Sônico de Poços de Petróleo Através dos Modelos BOX e JENKINS**. 2012. 27 f. Trabalho de Iniciação Científica - PIBIC/COPES – Departamento de Estatística e Ciências Atuariais, Universidade Federal de Sergipe, São Cristóvão – SE.

MARANGONI, P. H. **Redes Neurais Artificiais para Previsão de Séries Temporais no Mercado Acionário**. 2010. Trabalho de Diplomação (Ciências Econômicas da Universidade Federal de Santa Catarina), Florianópolis.

MCKINSEY & COMPANY. **Estudo do Setor de Transporte Aéreo do Brasil**. Relatório Consolidado. Rio de Janeiro, 2010.

MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao Controle Estatístico de Qualidade**. LTC. 2009.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

MORETTIN, P. A. **Análise de séries temporais** / Pedro A. Morettin, Clélia M. C. Toloi – 2ª edição ver. E ampl. – São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

REIS, M. M; PALADINI, E. P; EPPRECHT, Eugênio. STCEQ – Um Sistema **Tutorial Inteligente Para Controle Estatístico Da Qualidade**. Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional e o Meio Ambiente. Campos do Jordão SP, 2001.

ROCHA, A. R. C; SOUZA, G. S; BARCELLOS, M. P. “**Medição de Software e Controle Estatístico de Processos**”, PBQP Software, Brasília (2012),

RUSSO, S. L. **Controle Estatístico de Qualidade**. Notas de aula, Universidade Federal de Sergipe – SE, São Cristovão, 2013.

RUSSO, S.; RODRIGUES, P. M. M.; CAMARGO, M. E. **Aplicação de Séries Temporais na série de teor de umidade da areia de fundição da indústria FUNDIMISA**. *Revista Gestão Industrial-UTFPR* v. 02, n. 01, p. 36-46, jan.-mar. Paraná, 2006.

SANTOS, D. M. Diagnóstico da Qualidade da Água na Rede de Distribuição de Água no Bairro Colônia Santana, São José, SC. Trabalho de Conclusão de Curso, Engenharia Sanitária-Ambiental, UFSC. 40pp (2002).

SCUDINO, P. A. **A utilização de Alguns Testes Estatísticos para Análise da Variabilidade do Preço do Mel nos Municípios de Angra dos Reis e Mangaratiba, Estado do Rio de Janeiro**, Trabalho de Diplomação (Bacharel em Matemática), Seropédica 2008.

SHEWHART, W. A. **Economic Control of Quality of Manufactured Product**. New York: D. Van Nostrand. Also available in a 50th anniversary edition published in 1980 by the American Society for Quality, Milwaukee, WI (1931) .

TORRES, F. L. **Aeroporto Internacional Salgado Filho: análise técnica do projeto de ampliação da pista de pouso e decolagem**. 2010. 62 f. Trabalho de Diplomação (Graduação em Engenharia Civil) – Departamento de Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box & Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. **Gestão & Produção**, São Carlos, v.10, n.1, p.47-67, abr 2003.

WOODALL, W. H; MONTGOMERY, D.C. Research Issues and Ideas in Statistical Process Control. *Journal of Quality Technology*, Volume 31, No.4, pp.376-386, October, 1999.

WERKEMA, M. C. C., **As Ferramentas da Qualidade no Gerenciamento de Processos**, 1ª ed., Belo Horizonte, Editora de Desenvolvimento Gerencial, 1995a.

WERKEMA, M. C. C., **Ferramentas Estatísticas Básicas para o Gerenciamento de Processos**, 1ª ed., Belo Horizonte, Fundação Cristiano Otoni, Escola de Engenharia da UFMG, 1995b